
*Análise do Algoritmo de Cardume de Peixes em Problemas
Dinâmicos com Domínio Contínuo*

Rafael Henrique Vincence

Rafael Henrique Vincence

*Análise do Algoritmo de Cardume de Peixes em Problemas
Dinâmicos com Domínio Contínuo*

Relatório de Trabalho de Conclusão de Curso (TCC)
apresentado ao Curso de Graduação em Ciência da
Computação, da Universidade do Estado de Santa Ca-
tarina (UDESC), como requisito parcial da disciplina
de Trabalho de Conclusão de Curso.

Orientador: Profº Rafael Stubs Parpinelli

Joinville

2016

Rafael Henrique Vincence

*Análise do Algoritmo de Cardume de Peixes em Problemas
Dinâmicos com Domínio Contínuo*

Relatório de Trabalho de Conclusão de Curso (TCC)
apresentado ao Curso de Ciência da Computação da
UDESC, como requisito parcial para a obtenção do
grau de BACHAREL em Ciência da Computação.

Aprovado em 6 de Junho de 2016

BANCA EXAMINADORA

Profº Rafael Stubs Parpinelli

Profº Guilherme Koslovski

Profº Chidambaram Chidambaram

Resumo

A maioria dos desafios encontrados na vida real são problemas complexos com uma grande gama de variáveis e por vezes dinâmico. Sendo assim, cada vez mais tem-se a necessidade da criação de meta-heurísticas para solucionar problemas com estas características. A Natureza, por sua vez, resolve instintivamente esses tipos de problemas e por esse motivo algoritmos bioinspirados tem sido amplamente utilizados na resolução de problemas dinâmicos com domínio contínuo. Os aspectos e interações de uma colônia de animais são pontos relevantes na otimização desses problemas, como o comportamento individual e comunitário, que contribuem em problemas de larga escala e não estacionários. Neste trabalho o foco é a análise e aplicação do algoritmo de cardume de peixes (*Fish School Search*, FSS) em *benchmarks* dinâmicos de domínio contínuo.

Palavras-chave: *Inteligência de enxames, Algoritmos bioinspirados, Problemas dinâmicos com domínio contínuo, Fish School Search.*

Conteúdo

Lista de Abreviaturas	6
1 Introdução	7
1.1 Objetivo	10
1.2 Estrutura do Trabalho	11
2 Fundamentação Teórica	12
2.1 Intensificação e Diversificação	12
2.2 Algoritmos Evolutivos	13
2.2.1 Algoritmo Genético	13
2.2.2 Evolução Diferencial	14
2.3 Algoritmos de Inteligência de Enxame	15
2.3.1 Otimização por Enxame de Partículas	15
2.3.2 Otimização por Colônia de Bactérias	15
2.3.3 Otimização por Colônia Vaga-lumes	16
2.3.4 Otimização por Colônia de Morcegos	16
2.3.5 Algoritmo de Busca por Cardume de Peixes	17
2.4 Divesidade Populacional	20
3 Problemas Abordados	24
3.1 Funções <i>Benchmark</i>	24
3.1.1 Avaliação de Desempenho	25
3.2 Problemas Dinâmicos com domínio contínuo	27
3.2.1 <i>Moving Peaks</i>	27

3.2.2	<i>Ocillating Peaks</i>	29
3.2.3	<i>Shaky Ladder Hyperplane-defined Functions</i>	29
3.2.4	Gerador de Problemas testes para Ambientes não Estacionários	29
4	Trabalhos Relacionados	31
4.1	Comportamento do AG em ambientes dinâmicos	31
4.2	Evolução Diferencial Local à Base de Aglomeração e com Memória Baseada em Espécies	32
4.3	Algoritmo de Vaga-Lumes baseado em multi-enxames	34
4.4	Comportamento do PSO em ambientes dinâmicos	35
4.4.1	<i>Dynamic Species-Based Particle Swarm Optimizer</i>	35
4.4.2	<i>Clustering Particle Swarm Optimizer</i>	36
4.4.3	<i>Volitive Particle Swarm Optimizer</i>	37
4.5	Algoritmo Dinâmico de Otimização por Colônia de Bactérias	37
5	Proposta	39
6	Considerações	40
	Bibliografia	42

Lista de Figuras

2.1	Pseudo Código do FSS	18
2.2	Representação gráfica da influência do Movimento Coletivo Instintivo na população	20
2.3	Representação gráfica da influência do Movimento Coletivo Instintivo de uma contração	20
3.1	Gráfico de duas dimensões do movimento dos picos, após 300 alterações no ambiente, $s = 0,9$	28
3.2	Gráfico que representa os ambientes gerados pelo Gerador de Problemas testes para Ambientes não Estacionários	30
6.1	Cronograma para o TCC - 2	41

Lista de Quadros

Lista de Abreviaturas

BA	<i>Bat Algorithm</i>
BFO	<i>Bacterial Foraging Algorithm for Optimal</i>
CDE	<i>Crowding-based Diferencial Evolution</i>
CN	Computação Natural
DE	<i>Differential Evolution</i>
EA	<i>Evolutionary Algorithms</i>
FA	<i>Firefly Algorithm</i>
FSS	<i>Fishing School Shearch</i>
IS	<i>Intelligence Swarm</i>
MP	<i>Moving Peaks</i>
OA	Operador de Alimentação
OMCI	Operador de Movimentação Coletiva Instintiva
OMI	Operador de Movimentação Individual
OMVC	Operador de Movimentação Volátil Coletiva
OP	<i>Ocillating Peaks</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
SDE	<i>Species-based Diferencial Evolution</i>
ShDE	<i>Sharing-based Diferencial Evolution</i>

1 Introdução

Na sociedade existem vários tipos de problemas que possuem uma grande dificuldade de obterem resultados satisfatórias em um tempo factível. Esses problemas tendem a ter uma grande dimensionalidade e estarem sempre se alterando, o que os tornas problemas complexos de serem otimizados (OLIVEIRA; SILVA; ALOISE, 2004). Na Natureza pode-se observar também uma constante mudança no ambiente, de forma que seus integrantes tenham que se adaptar a essas mudanças para poderem sobreviver. Sendo assim, na Natureza existe uma grande fonte de inspiração para o desenvolvimento de novas tecnologias para solucionar essa classe de problemas, particularmente na Ciência da Computação, dentro da área de Computação Natural, que é responsável pela criação de diversos algoritmos (CASTRO, 2007). A partir da observação e compreensão do comportamento de animais ou colônia de animais (fenômenos naturais) foram desenvolvidas várias tecnologias em diferentes aplicações (ROZENBERG; BCK; KOK, 2011), pois a natureza é capaz de trabalhar com problemas de alta complexidade e grande dimensionalidade, motivando o desenvolvimento de algoritmos bioinspirados na área de otimização (ANDRÉ; STUBS PARPINELLI, 2015).

A característica que vem chamando atenção para a área de otimização na computação é justamente o fato dos problemas estarem em contante alteração e uma solução ótima, que foi encontrada em um instante de tempo anterior, pode não ser mais suficientemente boa para o mesmo problema no futuro. Isso é uma questão muito importante, pois a maioria dos algoritmos usados na otimização de problemas leva muito tempo para encontrar uma solução factível, por uma busca exaustiva e, se em pouco tempo ela perder a validade, o sistema de otimização não pode ser aplicado em ambientes dinâmicos (MORRISON, 2003). Por esse motivo, para otimizar esses problemas são utilizados os algoritmos bioinspirados, que por sua vez possuem vários operadores e características relevantes que podem ser aplicados e estudados em separado e assim estipular a relevância de cada um.

Na literatura são encontrados diversos exemplos de algoritmos com inspiração natural, que podem se basear no comportamento de uma colônia de animais por busca de alimento, na interação que eles podem realizar entre si em sua colônia, ou até na própria evolução das espécies. Uma das primeiras meta-heurísticas inspiradas na natureza, em especial na Biologia, são os Algoritmos Genéticos (*Genetic Algorithms*) (HOLLAND, 1975). Esta abordagem se ba-

seja na teoria da evolução proposta por Darwin em que os indivíduos mais bem adaptados tem maiores chances de sobreviver e passar seu material genético adiante, essa classe de algoritmos é chamada de computação evolucionária (*Evolutionary Algorithms* - EA) que possuem rotinas específicas. Outro algoritmo que entra nessa classe é o de Evolução Diferencial (*Differential Evolution* - DE), que também possui uma rotina de seleção, cruzamento e mutação.

Dentre outros algoritmos bioinspirados existe uma classe que se baseia no comportamento simples de cada indivíduo separadamente e que em conjunto pode-se gerar um comportamento mais complexo, ou seja, um comportamento emergente. E essa classe é chamada de algoritmos de Inteligência de Enxame (*Intelligence Swarm* - IS) (PARPINELLI; LOPES, 2011). Entre eles pode-se citar algoritmos que tem sua aplicação a problemas contínuos, como o algoritmo baseado no comportamento de uma colônia de bactérias na busca por alimentos, o *Biomimicry of Bacterial Foraging Algorithm* (BFA) (PASSINO, 2002), o algoritmo baseado no comportamento das colônias de vaga-lumes e sua bioluminescência que guia os outros vaga-lumes no espaço de busca, o *Firefly Algorithm* (YANG, 2008). O algoritmo inspirado no comportamento coordenado do movimento de cardumes de peixes e revoada de pássaros, o Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (*Partical Swarm Optimization*, PSO) (EBERHART; KENNEDY et al., 1995), dentre outros.

Um algoritmo que será o foco do trabalho, é o algoritmo baseado no comportamento de um cardume de peixes, o *Fish School Search Optimization* (FSS) (CARMELO FILHO, 2008), pois possui operadores evolutivos eficientes na manutenção da diversidade quando é percebido uma piora na evolução e, na intensificação caso contrário. Suas principais características estão nos seus operadores evolutivos e na influência que cada um deles tem no processo de otimização (C JA FILHO, 2009), sendo eles: Operador de movimento individual; Operador de alimentação; Operador de movimento coletivo instintivo; e o operador de movimento volátil coletivo. O operador de movimento volátil coletivo tem uma influência maior na resolução de problemas dinâmicos e contínuos, pelo fato de expandir e contrair a busca do cardume de peixes, dependendo do nível de melhoramento das soluções em relação a experiências recentes, o que ajuda na manutenção da resiliência da busca. Outro modelo desse algoritmo possui outros operadores evolutivos (MADEIRO, 2011), que são: Operador de memória; e o Operador de divisão da escola de peixes. O operador de movimentação volátil foi aplicado no PSO para melhorar o desempenho em problemas dinâmicos, sendo criado uma nova versão, o *Volitive PSO* (CAVALCANTI-JÚNIOR, 2011), que obteve bons resultados aplicado a essa classe de problemas.

A literatura apresenta uma vasta quantidade de trabalhos que estudam a aplicação

desses algoritmos bioinspirados em problemas dinâmicos com domínio contínuo. Entre eles pode-se citar o AG, que no trabalho (RAND; RIOLO, 2005a) foi analisado seus componentes em separado, não somente na sua performance. A aplicação do Algoritmo de Evolução diferencial com as versões baseadas em aglomeração (*Crowding-based DE* CDE), baseado em compartilhamento (*Sharing-based DE* ShDE) (THOMSEN, 2004), e a versão baseada em espécies (*Species-based DE* SDE) (LI, 2005). Essas versões do DE foram estudadas e o *Crowding-based local Differential Evolution with Speciation-based Memory* (CIDES) foi desenvolvido utilizando seus pontos positivos. Na área de Inteligência de enxames é encontrado várias versões do PSO, como por exemplo: *Dynamic Species-Based Particle Swarm Optimizer* DSPSO (PARROTT; LI, 2006) e o *Clustering Particle Swarm Optimizer* CPSO (YANG; LI, 2010). Existe também os algoritmos de (*Dynamic Bacterial Foraging Algorithm* - DBFA) proposto por (PASSINO, 2002) e o *Multiswarm Based Firefly Algorithm* proposto por (FARAHANI; NASIRI; MEYBODI, 2011).

Como não se pode ter uma solução ótima a todo momento em problemas dinâmicos, o tempo de execução é considerado como uma unidade discreta. Geralmente um dos fatores limitantes em uma aplicação acaba sendo o tempo de execução sendo necessário manter um equilíbrio entre a qualidade da solução e o tempo de execução do algoritmo (LI; YANG; KANG, 2006). Apesar dos algoritmos bioinspirados serem capazes de encontrar boas soluções para problemas reais, eles tendem a perder a eficiência quando aplicados a problemas de larga escala. Esta característica indesejável é conhecida por “maldição da dimensionalidade” (*curse of dimensionality*) (BELLMAN; DREYFUS, 2015). Isso ocorre devido ao crescimento exponencial do espaço de busca de acordo com as dimensões do problema.

O grande número de dimensões aumenta a dificuldade dos algoritmos em manter soluções aceitáveis. A qualidade da otimização de um algoritmo depende do equilíbrio dos componentes de diversificação e intensificação (BOUSSAÏD; LEPAGNOT; SIARRY, 2013), pois a diversificação é responsável pela exploração do espaço de busca como um todo e a intensificação é responsável pela acurácia da resposta. A natureza evoluiu para manter o equilíbrio de diversidade e na otimização é possível usar alguns componentes de controle para sua preservação. A literatura aponta diversas estratégias para este controle de diversificação, sendo algumas: *fitness sharing*, *clearing*, *crowding*, *deterministic crowding* e *probabilistic crowding* (ANDRÉ; STUBS PARPINELLI, 2015).

Na literatura, os algoritmos bioinspirados são aplicados a diversos tipos de problemas dinâmicos, sendo eles contínuos ou discretos, então para poder avaliar os algoritmos, utiliza-se diversas funções *benchmarks* (MOSER, 2007), como por exemplo a função de

Movimentação de Picos (*Moving Peaks* - MP). A qualidade da solução sendo otimizada pode ser mensurada pela sua aptidão, ou seja, quão interessante é o valor encontrado e quão bem o algoritmo se adapta a uma mudança do ambiente. Assim, uma solução com uma boa aptidão (*fitness*) durante o processo de evolução é considerada válida e é chamada de solução factível. Durante a otimização dos *benchmarks* podem aparecer diferentes tipos de dinamismo, como por exemplo: na função objetivo; no domínio das variáveis; no número de variáveis; nas restrições; ou outros parâmetros.

Na realização desse trabalho foram estipulados objetivos para determinar os passos a serem seguidos, na próxima seção serão apresentados esses objetivos para estruturar os capítulos do trabalho.

1.1 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo analisar a eficiência do FSS em problemas dinâmicos com domínio contínuos e com alta dimensionalidade. A proposta central é analisar cada um dos operadores evolutivos dos algoritmos e determinar a relevância de cada um para a otimização dessa classe de problemas. Para isso será feita uma análise comparativa dos algoritmos que tem relevância na otimização desses problemas, indicando os pontos positivos e negativos de cada um. Para atingir o objetivo principal alguns objetivos específicos foram traçados:

- Revisão bibliográfica dos conceitos da computação natural e meta-heurísticas bioinspiradas;
- Análise aprofundada do FSS e seus operadores;
- Revisão bibliográfica dos operadores evolutivos existentes;
- Estudo dos algoritmos evolutivos de inteligência de enxame para verificar a relevância dos operadores existentes e realizar uma análise comparativa
- Levantamento e descrição de funções dinâmicas para serem aplicadas nos experimentos;
- Desenvolver um algoritmo utilizando os operadores evolutivos alternadamente;
- Realizar experimentos computacionais com o algoritmo e os problemas selecionados;

- Coleta e análise dos resultados dos experimentos.

1.2 Estrutura do Trabalho

O trabalho está organizado em 6 Capítulos, incluindo a introdução

No segundo capítulo é feita uma revisão da definição de intensificação e diversificação, em seguida é feito uma revisão do estado da arte dos algoritmos bioinspirados e as suas características principais, sendo separados em dois grupos: os algoritmos evolutivos e os de inteligência de enxames. Por fim, é apresentada uma revisão da diversidade populacional e Métricas encontradas na literatura.

No terceiro capítulo é apresentada uma definição dos problemas que serão estudados neste trabalho, esquematizando suas características principais, suas dificuldades e métodos de avaliação para o algoritmo que será utilizado para realizar a otimização.

No quarto capítulo é apresentada uma revisão dos trabalhos encontrados nessa área de pesquisa, onde pode ser analisado outras aplicações em problemas dinâmicos e com isso definir quais os pontos mais relevantes.

No quinto capítulo é descrita a dinâmica da proposta e as implementações necessárias para concretizá-la.

Por fim, no sexto capítulo encerra-se o trabalho com uma breve revisão das principais considerações, apresenta uma discussão dos resultados obtidos com a pesquisa e aponta trabalhos futuros.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo são abordados conceitos importantes para o entendimento das técnicas que são utilizadas neste trabalho. A Seção 2.1 apresenta uma introdução a diversificação e intensificação, na Seção 2.2 é introduzido os algoritmos evolutivos, apresentando seus pontos fortes e suas influências para a otimização de problemas complexos. A seguir, na Seção 2.3 é introduzido os algoritmos de inteligência de enxame e seus pontos positivos na otimização de problemas dinâmicos. Por fim, na Seção 2.4 é apresentado a importância da diversidade populacional, mostrando métodos de manutenção e métricas de avaliação.

2.1 Intensificação e Diversificação

A qualidade da otimização de um algoritmo depende do equilíbrio dos componentes de diversificação e intensificação (ČREPINŠEK; LIU; MERNIK, 2013). O equilíbrio adequado permite explorar com mais eficiência o espaço de busca e, conseqüentemente, obter resultados melhores. A diversificação explora o máximo possível do espaço de busca para identificar diferentes picos de soluções de alta qualidade. Na intensificação ocorre a exploração local, em que se faz a busca mais intensiva em uma área específica. Um algoritmo com rotinas de diversificação em excesso se aproxima de um processo de busca aleatória e um com rotinas de intensificação em excesso, leva a uma maior chance de estagnar a busca em um ponto sub-ótimo.

Esses dois componentes tem ligação direta com a diversidade populacional, de modo que um sistema com muita intensificação gera pouca diversidade, e um sistema com muita diversificação gera uma grande diversidade. Na Natureza pode-se observar que espécies de animais com grande diversidade tem maiores chances de sobreviventes, e para problemas dinâmicos a diversidade é um ponto ainda mais crucial para manter um certo nível de aptidão dos indivíduos durante o processo de otimização.

2.2 Algoritmos Evolutivos

A natureza é uma fonte de inspiração para o desenvolvimento de vários algoritmo, como por exemplo os algoritmos evolutivos. A Computação Evolutiva se inspira no processo da seleção natural e evolução natural. Em termos gerais, um algoritmo evolucionário possui alguns componentes básicos para resolução de problemas (PARPINELLI; LOPES, 2011)

1. Várias representações para a possíveis soluções do problema;
2. Um modo de criar uma população inicial (aleatório ou determinístico);
3. Uma função que avalia a qualidade das soluções, ou seja, a aptidão do indivíduo (*Fitness*);
4. Um mecanismo de seleção para cruzamento;
5. Operadores evolutivos para criação de novas gerações (como mutação e *crossover*);
6. Parâmetros para controle do comportamento do algoritmo, como número de dimensões, controle de operadores e etc.

Nas subsecções estão apresentados os algoritmos do estado da arte que serão utilizados neste trabalho.

2.2.1 Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm* - GA) foi um dos primeiro algoritmos bioinspirados a serem propostos durante a década de 60 e 70, ele foi desenvolvido por Holland e seus colaboradores que tem como base a teoria da evolução de Darwin (BOOKER; GOLDBERG; HOLLAND, 1989) e é um dos algoritmos mais utilizados na Computação Evolutiva. A seleção natural de Darwin diz que o melhor indivíduo em uma determinada população, tem maiores chances de sobreviver e assim passar sua carga genética adiante, tornado assim a espécie mais apta às condições do ambiente. O GA utiliza essa seleção do indivíduo mais adaptado para direcionar a busca em direção das soluções ótimas.

A otimização do GA começa com a inicialização da população inicial, sendo de forma aleatória ou determinística, em que cada indivíduo possui um cromossomo, que por sua vez representa uma possível solução para o problema. A partir dessa população inicia-se o primeiro ciclo evolutivo, em que cada indivíduo é avaliado, gerando assim um valor de aptidão

(*fitness*) para ser usado na seleção da população. A seleção determina quais indivíduos irão cruzar gerando uma população intermediária, de modo que os mais adaptados tenham uma maior chance de serem selecionados. Os operadores evolutivos de cruzamento e mutação, são aplicados na população intermediária, em que o cruzamento tem o papel de intensificar a busca e a mutação o de diversificar a população. A partir deste ciclo o algoritmo se repete até que o critério de parada seja satisfeito, aplicando cada ciclo na população gerada pelo ciclo anterior.

2.2.2 Evolução Diferencial

A evolução diferencial (*Diferencial Evolution* - DE) é uma meta-heurística evolucionária para otimização de funções contínuas, proposta por Storn e Price em 1995 (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2006). Seu nome se dá pela sua rotina de mutação que acontece por uma operação de subtração (diferenciação). O DE é amplamente estudado e as características que o tornam interessante são: Sua simplicidade, pois é um algoritmo com poucos operadores evolutivos e simples de serem implementados; Seu bom desempenho, tendo uma convergência rápida o DE se destaca entre vários outros algoritmos evolutivos; e pelo fato de possuir poucos parâmetros, tornando assim sua aplicação mais fácil e intuitiva.

O DE possui, basicamente, uma etapa de inicialização e três etapas em seu ciclo de evolução: mutação, cruzamento e seleção (nessa ordem). O processo evolutivo é iniciado após a inicialização do algoritmo e é finalizado quando um determinado critério de parada for atingido. Primeiramente, o usuário define o tamanho da população (λ), taxa de chance de *crossover* (C_r) e fator de escala (F). Existem três tipos de vetores no DE que são: Vetor alvo, que é o vetor pai da geração atual; O vetor doador, que é gerado à partir da mutação; e o vetor *trial*, que é a combinação do vetor alvo com o vetor doador gerado pelo cruzamento.

Para criar o vetor doador, obtém-se uma amostra de três indivíduos distintos na população, assim é criado uma mutação à partir da diferença de dois destes vetores, multiplicada pelo fator de escala F e somada ao terceiro vetor. A etapa de mutação, responsável pela busca global do algoritmo (diversificação), e é o principal fator caracterizante do DE. O C_r controla o cruzamento que é responsável pela intensificação da busca e acontece à partir da recombinação dos vetores alvo e doador. Ao final a seleção acontece verificando uma melhora no *fitness* do vetor *trial* em relação ao alvo, caso não aconteça uma melhora a nova solução é descartada.

2.3 Algoritmos de Inteligência de Enxame

Sistemas baseados em enxames são inspirados pelo comportamento de alguns seres vivos sociais, como formigas, cupins, aves e peixes. A auto-organização e controle descentralizado são características notáveis de sistemas baseados em enxames que, tal como na natureza, leva a um comportamento emergente. O comportamento emergente é uma propriedade que emerge através de interações locais entre os componentes do sistema e não é possível de ser conseguido por qualquer um dos componentes do sistema atuando isoladamente (GARNIER; GAUTRAIS; THERAULAZ, 2007).

2.3.1 Otimização por Enxame de Partículas

A otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) foi proposta por Kennedy (EBERHART; KENNEDY et al., 1995). O PSO tem como inspiração o comportamento coordenado dos movimentos dos pássaros e cardumes de peixes. Cada partícula é uma solução potencial para o problema, representada por sua velocidade, localização no espaço de busca e uma memória que armazena a sua melhor posição visitada. O movimento de cada partícula depende de sua própria velocidade e da localização das boas soluções encontradas. O equilíbrio entre a intensificação e a diversificação é alcançada no PSO através do peso da inércia.

2.3.2 Otimização por Colônia de Bactérias

O algoritmo de Otimização por Colônia de Bactérias (*Bacterial Foraging Algorithm* - BFA) foi proposto por Passino (PASSINO, 2002), inspirada no comportamento social de busca por alimento das bactérias *Escherichia Coli*. Durante o processo de busca a bactéria se move em pequenos passos enquanto procura alimento. Seu movimento é realizado através de um conjunto de filamentos conhecido como flagelos, que ajudam a bactéria se mover em períodos alternados de natação (*swim*) e tombos (*tumble*). A alternância entre estes dois períodos chama-se quimiotaxia. Cada bactéria representa uma solução para o problema. O ambiente fornece o substrato para as bactérias interagirem e é representado pelo espaço de busca sendo otimizado. Quanto melhor for a região do espaço de busca, melhor será o resultado da função objetivo, e consequentemente, melhor será o substrato para as bactérias.

O BFA é composto por três rotinas principais: quimiotaxia, reprodução e

eliminação-dispersão. Na quimiotaxia, uma bactéria com direção aleatória representa um tombo e uma bactéria com a mesma direção do passo anterior indicando uma execução. Na reprodução, a saúde de cada bactéria representa seu valor de *fitness*. Todas as bactérias são classificadas de acordo com seu estado de saúde e apenas a primeira metade da população sobrevive. As bactérias sobreviventes são divididos em dois filhos idênticos, de modo a formar uma nova população. O processo de eliminação-dispersão é responsável por aumentar a diversidade da população. A dispersão ocorre depois de um certo número de etapas de reprodução, quando algumas bactérias são escolhidos de acordo com uma probabilidade predefinida. Tais bactérias são mortas e os novos são gerados aleatoriamente em outra posição dentro do espaço de busca. A intecificação busca é realizado por ambos os passos de quimiotaxia e de reprodução.

2.3.3 Otimização por Colônia Vaga-lumes

O algoritmo de Otimização por Colônia de Vaga-Lumes (*firefly algorithm* - FA) por Yang (YANG, 2008). O FA trabalha com 3 regras principais para a otimização de funções *benchmarks*, sendo elas:

- Um vaga-lume será atraído pelo outro não importando o sexo deles.
- A atratividade entre dois vaga-lumes aumenta em relação a intensidade do brilho e decresce em relação ao aumento da distância entre eles.
- A proximidade do vaga-lume em relação a uma solução do espaço de busca influência na intensidade do brilho do mesmo.

Cada agente brilha proporcionalmente à qualidade da sua solução que, juntamente com a sua atratividade (β), ditam o quão forte ela atrai outros membros do enxame. Dois outros parâmetros definidos pelo usuário são o valor máximo de atração (β_i) e do coeficiente de absorção (Υ), que determina a variação de atratividade com o aumento da distância da comunicação dos vaga-lumes. A variável de intensidade da luz β_i de cada vaga-lume, mantém o balanço entre a intensificação e diversificação da busca.

2.3.4 Otimização por Colônia de Morcegos

O algoritmo de Otimização por Colônia de Morcegos foi apresenta pela primeira vez por Yang (YANG; HOSSEIN GANDOMI, 2012). Aplicado aos mesmos *benchmarks* pode-se

notar um desempenho melhor do que os encontrados em AGs e ao PSO.

A ideia do algoritmo de morcegos é uma população de morcegos (possíveis soluções), em que é usado eco-localização dos morcegos, utilizado durante o seu voo para detectar presas e evitar obstáculos e uma rotina de voo aleatório para movimentação no espaço de busca, atualizando suas posições e suas velocidades. outros parâmetros são: o fator de decaimento de sonoridade (α) que atua em um papel semelhante a temperatura do *simulated annealing*, e o fator de aumento de pulso (γ) que regula a frequência de pulso. A atualização da taxa de pulso (R_i) e sonoridade (A_i) equilibra o comportamento intensificação e diversificação de cada morcego, respectivamente. De acordo com a diminuição da sonoridade ao morcego encontrar uma presa (solução ótima), a taxa de pulso vai aumentando para melhorar a acurácia do ataque.

2.3.5 Algoritmo de Busca por Cardume de Peixes

O algoritmo de Busca por Cardume de Peixes (*Fish School Search* - FSS) foi proposto por Carmelo (CARMELO FILHO, 2008). O processo de pesquisa do FSS é feito por uma população de indivíduos, com memória limitada, representado o peixe. O ambiente de busca é representado pelo mar em que os peixes se encontram, onde eles podem se movimentar para tentar melhorar sua solução. A densidade de comida representa a qualidade da solução, de forma que em um problema de maximização a densidade de comida é diretamente proporcional a qualidade do resultado. A densidade de comida de um local influencia o peixe através do peso, de forma que uma melhora continua da solução apresenta um peixe mais pesado.

Operadores Evolutivos

A versão do algoritmo estuda possui 4 operadores com suas funções bem definidas, que podem ser separados em duas classes (C JA FILHO, 2009): Alimentação (OA) e Movimentação. Para a movimentação temos as seguintes classificações: Operador de Movimento Individual (OMI); Operador de Movimentação Coletiva Instintiva (OMCI); e Operador de Movimentação Coletiva Volátil (OMCV).

O processo evolutivo do FSS acontece da seguinte forma 2.1: primeiramente a população inicial é gerada aleatoriamente, depois ela é avaliada. Assim, o ciclo evolutivo começa. O ciclo principal é dividido em 3 outros ciclos menores, em que cada um deles

representa um operador de movimento. No primeiro ciclo é feita a avaliação da nova geração, depois é calculado o OMI e os peixes que realizaram esse movimento são marcados e tem seus pesos atualizados, por fim outra avaliação da população é feita. No segundo ciclo é calculado o OMCI e aplicado em todos os peixes do cardume, mesmo os que não realizaram o movimento individual. No terceiro ciclo é feito o movimento volátil, em que, se a população em geral sofreu uma melhora no peso, ela contrai. e se a população sofreu uma piora no peso, ela dilata. Por fim são atualizados os pesos e as variáveis de $step_{ind}$ e $step_{vol}$.

Figura 2.1: Pseudo Código do FSS

Algorithm 1 FSS Pseudo code

```

initialize randomly all fish
while stop criterion is not met do
  for each fish do
    evaluate fitness function
    individual movement by using (1)(2)(3)
    feeding by using (5)
    evaluate the fitness function
  end for
  for each fish do
    instinctive movement by using (6)(7)
  end for
  Calculate barycentre using (8)
  for each fish do
    volitive movement by using (9) or (10)
  end for
  update step using (4)
end while

```

Fonte: C JA Filho (2009).

Operador de Movimento Individual

Este OMI representa o movimento de cada um dos peixes individualmente, sem a influência do cardume. A próxima posição (candidata) é determinada pela geração de um número aleatório, de uma distribuição normal, e esse número é atribuído a uma das posições vizinhas do indivíduo. Após Isso o número é multiplicado por uma variável chama de $Step_{ind}$, que é a percentagem da amplitude do espaço de busca, essa variável decresce linearmente durante cada iteração, como mostrado na Equação 2.1.

$$\begin{aligned}
n_i(t) &= x_i(t) + N(-1, 1) \cdot Step_{ind} \\
\Delta f &= f(\vec{n}) - f(\vec{x}) \\
\Delta x &= \vec{n} - \vec{x} \\
Step_{ind}(t+1) &= Step_{ind}(t) - \frac{Step_{ind}Inicial - Step_{ind}Final}{iteracoes};
\end{aligned} \tag{2.1}$$

Em que n_i é a nova posição candidata, x_i é a posição atual, Δf é a variação do *fitness* e o Δx a variação do movimento. A nova posição é efetivamente atualizada, somente se, ela for melhor que a posição anterior do indivíduo. Sendo assim, pode-se observar que esse operador tem influência na busca global feita por cada indivíduo.

Operador de Alimentação

Quando são gerados, peixes possuem o mesmo peso, e ao longo da busca esse peso é alterado de acordo com o melhoramento da solução, ou seja, caso a solução melhore o peso aumenta. O peso de cada peixe representa o quão bem o indivíduo está na busca da solução. O cálculo do peso tem influência da população, utilizando maior variação de *fitness* encontrada entre todos os indivíduos como $\max \Delta f$, sendo a diferença entre o melhor e o pior indivíduos, mostrado na Equação 2.2.

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \frac{\Delta t}{\max \Delta t} \tag{2.2}$$

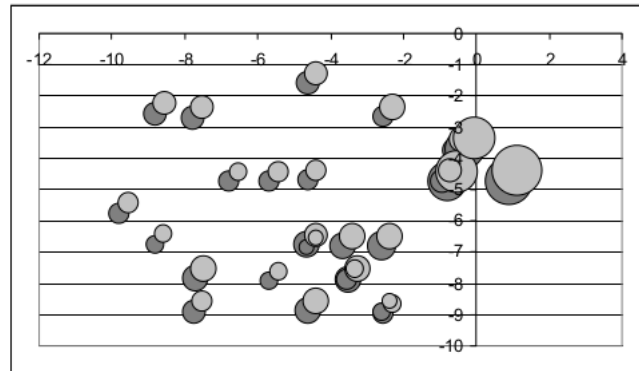
Operador de Movimentação Coletiva Instintiva

Somente os indivíduos que realizaram o OMI, ou seja, Δx tem que ser diferente de zero, terão influência no cálculo do movimento coletivo. Após o calculo todos os indivíduos são atualizados, mesmo os que não realizaram o movimento individual. Esse operador coletivo instintivo tem como contribuição a busca local fazendo com que a população inteira se direcione para um espaço de busca possivelmente melhor, simulando assim, o efeito de um cardume de peixes como pode ser visto da Figura 2.2.

Operador de Movimentação Volátil Coletiva

Este movimento é baseado na melhora em geral da população, que é representada através do peso médio da população. Quando tem-se uma melhora nas soluções ocorre a contração da população em relação ao baricentro dos indivíduos, caso contrário, ocorre a dilatação. O cálculo deste baricentro é feito com base na posição de cada indivíduo e o peso

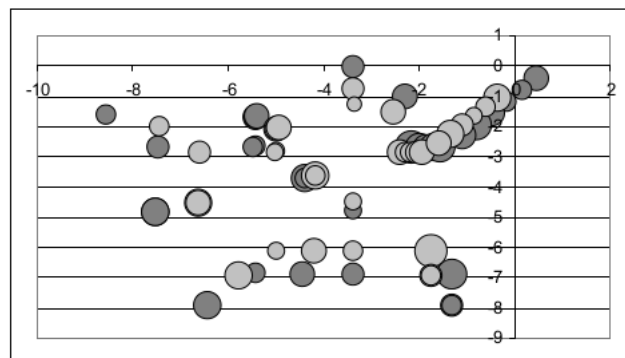
Figura 2.2: Representação gráfica da influência do Movimento Coletivo Instintivo na população



Fonte: C JA Filho (2009).

de cada um deles. Todos os indivíduos da população são afetados pela contração ou dilatação, de forma que a busca pode ficar mais focada em um ponto, ou expandida para buscar mais resultados, como mostrado na Figura 2.3. Esse operador tem como maior contribuição tanto a manutenção da variabilidade genética, de forma que ajuda a busca a não ficar presa em um ótimo local, quanto a intensificação da mesma, pois quando acontece uma contração a busca naquele local fica mais concentrada.

Figura 2.3: Representação gráfica da influência do Movimento Coletivo Instintivo de uma contração



Fonte: C JA Filho (2009).

2.4 Divesidade Populacional

Uma população com diversidade pode ser capaz de lidar com funções multimodais e explorar simultaneamente diferentes picos na superfície da função objetivo, como também

melhorar a exploração global e ajudar a encontrar vários ótimos globais e locais.

Manutenção

As principais estratégias encontradas na literatura são o *fitness sharing*, *clearing*, *crowding*, *deterministic crowding* e *probabilistic crowding*.

Compartilhamento (*Sharing*): Partilha foi introduzido por Goldberg e Richardson (GOLDBERG; RICHARDSON, 1987), com a intenção de localizar múltiplos picos simultaneamente. A ideia básica é de punir indivíduos que ocupam as mesmas regiões no espaço de busca por escala a aptidão de cada indivíduo de acordo com o número de indivíduos na vizinhança. Assim, penalizando indivíduos que se aglomeram em conjunto, o regime de partilha impede a convergência para um único pico. O *fitness sharing* de um indivíduo i é definido pela Equação 2.3. Onde n é o número de indivíduos da população, σ_{share} indica o limiar de dissimilaridade e d_{ji} é a medida de distância entre o indivíduo i e j .

$$f_{shar}^i = \frac{f_i}{\sum_{j=0}^n sharing_j^i}$$

$$sharing_j^i = \begin{cases} 1 - (d_j^i / \sigma_{share})^2 & \text{if } d_j^i < \sigma_{share} \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.3)$$

Compensação (*clearing*): é um método muito similar ao Compartilhamento, porém é baseado no conceito de recursos limitados no ambiente (PÉTROWSKI, 1996). Ao invés de compartilhar recursos entre todos os indivíduos de uma subpopulação, o método de compensação atribui o *fitness* apenas para os melhores indivíduos da subpopulação. Assim, o *clearing* preserva o *fitness* dos k melhores indivíduos do nicho e redefine o *fitness* dos outros que pertencem à mesma subpopulação. Como no método de *sharing*, indivíduos pertencem ao mesmo nicho se sua distância no espaço de busca for menor que um limiar de dissimilaridade σ_s (raio de *clearing*). O *clearing* pode ser combinado com estratégias de elitismo para preservar as melhores soluções dos nichos durante gerações.

Aglomeração (*Crowding*): O método de *Crowding* proposto por De Jong (DE JONG, 1975). Este método de nichos de espécies compara um descendente com alguns indivíduos escolhidos aleatoriamente da população atual. O indivíduo mais semelhante será substituído se o descendente oferecer melhor valor de *fitness*. O fator de aglomeração (parâmetro CF) é definido como uma pequena parcela da população, o qual é utilizado para controlar o tamanho

da amostra. O erro de substituição é a principal desvantagem do *Crowding*, além disso, o *Crowding* é propenso a aglomeração de indivíduos ao redor das picos de soluções ótimas.

Aglomeramento Determinístico (*Deterministic Crowding*): Para aliviar o problema de erro de substituição, foi introduzido uma melhoria na aglomeração original, que não utiliza o parâmetro do fator de aglomeração. Este método foi chamado aglomeração determinista (MAHFOUD, 1995). Essa abordagem minimiza o erro de substituição significativamente e restaura a pressão seletiva. No entanto, este método também tem uma desvantagem, em que aumenta a perda de nichos devido ao uso de seleção por torneio entre indivíduo semelhante.

Aglomeramento Probabilístico (*Probabilistic Crowding*): Para superar o problema da falta ótimos locais foi criado o método de aglomeração probabilística (MENGSHOEL; GOLDBERG, 1999). A regra de substituição probabilística é usado para manter uma elevada diversidade na população que substitui indivíduos de menor *fitness* por indivíduos de *fitness* mais elevados de acordo com a sua proporção de *fitness*. O principal problema deste processo é que ele tem uma taxa de convergência muito lenta e baixa capacidade de pesquisa.

Métricas

Para poder avaliar o estado da diversidade de uma população é utilizado dois tipos de medidas de diversidade: A medida de diversidade fenotípica (MDF) e genotípica (MDG). A MDF mede a diversidade de *fitness* das soluções, ou seja, a diversidade de diferentes qualidades de soluções. Já a MDG mensura a diversidade genética das soluções, avaliando o conjunto de variáveis (genes) que influenciam na função objetivo.

A MDF é apresentada na equação 2.4, em que variável VMD é um fator de normalização que corresponde a medida de diversidade de uma população virtual com os valores de *fitness* distribuídos de maneira uniforme com uma distância predeterminada. Onde f_{worst} representa o pior *fitness* e o f_{best} o melhor *fitness* e N o tamanho da população (CORRIVEAU, 2013). Quando o tamanho da população ou a faixa de *fitness* absoluto são modificados é necessário recalcular o VMD . É importante ressaltar que para calcular a MDF é preciso que os valores de *fitness* estejam ordenados.

$$\begin{aligned}
 MDF &= \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \ln(1 + |f_i - f_{i+1}|)}{VMD} \\
 VMD &= \sum_{i=0}^{n-1} \ln(1 + |f_i - f_{i+1}|)
 \end{aligned}
 \tag{2.4}$$

A MDG proposta por Corriveau (CORRIVEAU, 2012). Esta medida foi desenvolvida com base na MDF, sendo indicada para variáveis contínuas. A medida é apresentada na Equação 2.5, onde D é a quantidade de dimensões da solução, N o tamanho da população e x a solução candidata. A variável $NMDF$ é o fator de normalização que corresponde ao valor máximo de diversidade conhecida até o momento. O valor 1 obtido da medida corresponde a diversidade genotípica máxima enquanto o valor 0 corresponde a convergência da população de soluções.

$$MDG = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \ln \left(1 + \min_{j \in [i_1, N]} \frac{1}{D} \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \right)}{NMDF}
 \tag{2.5}$$

3 Problemas Abordados

Nessa seção será apresentada uma breve introdução aos *benchmarks* que serão utilizados para análise nesse trabalho, junto a isso é feito uma introdução aos problemas dinâmicos, suas variações e dificuldades.

Durante o dia a dia, pode-se observar diversos problemas complexos em que as condições do ambiente podem mudar com o passar do tempo, sendo assim uma solução válida com o passar do tempo, acaba não sendo mais suficientemente boa para suprir as necessidades das novas condições (BRANKE, 2012). Para problemas com mudanças em seu ambiente é necessário um sistema de resolução que se adapte as alterações e esteja sempre apto a procurar por soluções melhores.

Na computação existem várias áreas que se dedicam a otimizar problemas desse tipo como por exemplo os EA e os IS. Para que poder avaliar os algoritmos utilizados na otimização destes problemas são geradas funções *benchmarks* que apresentam características dos problemas reais, como por exemplo mudança de elevação de terrenos.

3.1 Funções *Benchmark*

O uso das funções *benchmark* é um ponto crucial para o desenvolvimento, comparação, avaliação e otimização dessa classe de problemas (NGUYEN; YANG; BRANKE, 2012). O fato das condições do problema variarem de acordo com o tempo acrescentam uma camada de dificuldade a mais para obter uma solução satisfatória após uma mudança. Um bom *benchmark* possui as seguintes características.

1. Flexibilidade: Configurável sobre diferentes abordagens dinâmicas, como por exemplo, a frequência ou intensidade das alterações no ambiente, em diferentes escalas.
2. Simplicidade e Eficiência: Deve ser fácil de implementar e analisar.
3. Associação com Problemas Reais: Ter a capacidade de fazer previsões em problemas reais ou se assemelhar em alguma extensão.

Para a analisar um *benchmarks* é necessário dar atenção para o tipo de dinamismo que esse problema apresenta, pois para otimiza-lo são escolhidas estratégias de otimização baseadas no tipo de dinamismo. Cada *benchmarks* possui suas características e com isso cada algoritmo aplicado a ele terá que analisar como está abordando essas peculiaridades. As Características observadas nas funções encontradas são (CRUZ; GONZÁLEZ; PELTA, 2011):

1. **Influência Temporal:** Sempre que uma solução futura depende de outra encontrada anteriormente pelo algoritmo, ou seja, quando o tipo de mudança que o algoritmo vai sofrer depende de quais soluções foram encontradas ao decorrer da otimização. Neste caso os resultados podem mudar para cada tentativa de otimização.
2. **Previsibilidade:** Quando as mudanças geradas pelo problema seguem um padrão que pode ser previsto durante a otimização do problema. Podem ser alterações por mudança em uma escala fixa, incremental, cíclica, periódica.
3. **Visibilidade:** Sempre que as mudanças são visíveis pelo algoritmo que está otimizando o problema, de forma que o algoritmo não precise usar muitos detectores para perceber a mudança no ambiente. Podem ser pontos específicos do espaço, que são detectados ao re-avaliar a função objetivo, ou até mesmo, as restrições.
4. **Problemas com Restrições:** As mudanças do problema podem ocorrer nas restrições, que podem mudar ao longo do tempo (a variável de tempo influencia na função de restrição) ou o podem ser ativadas e/ou desativadas durante a otimização.
5. **Número de Objetivos:** São as problemas multi-objetivos, que neste caso podem alterar o número de objetivos durante a otimização, chegando até, ao ponto de ter somente um objetivo em vista.
6. **Intensidade das Mudanças:** qual a escala da mudança, ou qual o período de ciclo das mudanças, ou o limite das mudanças.
7. **Fator da Mudança:** Onde o dinamismo pode ocorrer, sendo: Função objetivo; Domínio das variáveis; Número de variáveis; Restrições; ou outros parâmetros.

3.1.1 Avaliação de Desempenho

Para avaliar um *benchmarks* são estipuladas métricas que serão utilizadas para medir a qualidade dos resultados obtidos pelo algoritmo de otimização. Os métodos de avaliação

apresentados foram selecionados por serem amplamente utilizados em algoritmos bioinspirados aplicados em ambientes dinâmicos e possivelmente serão usados para avaliar o desempenho dos algoritmos selecionados neste trabalho. A forma de avaliação pode ser dividida em dois grandes grupos: Medida de desempenho baseados em otimalidade e os em comportamento.

Otimalidade

As medidas de desempenho baseadas na otimalidade avaliam a capacidade dos algoritmos em encontrar as soluções com o melhor valor de *fitness* ou as que estão mais próximas do ótimo global (medidas baseadas na distância) e essa avaliação leva em conta o algoritmo como um todo. Entre elas tem-se:

- **Melhor da Geração:** Avalia qual o melhor indivíduo de cada iteração do algoritmo, gerando assim uma curva de desempenho que apresenta os pontos de melhora do algoritmo e o quão perto está do ótimo do problema. Esse é o método mais frequentemente utilizado.
- **Melhor Erro Antes da Mudança:** Calcula a média do erro (diferença da melhor solução atual para o ótimo do problema) da população logo antes da mudança do ambiente. Este caso só pode ser usado quando o dinamismo do *benchmark* gerado é previsível ou facilmente identificável, que por sua vez, depende de como o *benchmark* muda o ambiente.
- **Pontuação Normalizada:** Mede a diferença entre uma determinada gama de algoritmos em relação a uma lista pré-determinada de problemas, fazendo com que cada algoritmo execute cada problema um número determinado de vezes. Com os resultados normalizados, para a melhor solução é atribuído o valor 1(um) e para a pior solução é atribuído o valor 0(zero).

Comportamento

As medidas de desempenho baseadas em comportamento avaliam a influência de certos comportamentos que são importantes na hora de manter um nível de *fitness*, como por exemplo:

- **Manutenção da Diversidade:** como o nome já diz, mede quanto que um comportamento pode ajudar na manutenção da diversidade da população ao longo do processo de otimização. Este é um fator muito estudado em ambientes dinâmicos, pois com

uma grande diversidade da população existem mais chances de se encontrarem os novos ótimos globais.

- **Velocidade de Convergência Após uma Mudança:** mede quão rápido o sistema se adapta após perceber uma alteração. Essa medida de comportamento não se aplica a sistemas que tem dificuldades em perceber uma alteração no ambiente. Para analisar essa medida é feita uma análise de quantas iterações são necessárias para se encontrar um novo ótimo, em relação a distância.
- **Performance Após uma Mudança:** mede a capacidade do algoritmo de buscar novos resultados após as mudanças no ambiente, de forma que restringe a queda do *fitness* quando percebe uma piora. Essa medida também é conhecida como medida de estabilidade ou satisfabilidade.

3.2 Problemas Dinâmicos com domínio contínuo

Nesta etapa serão apresentados e detalhados os problemas que serão abordados no trabalho. Os problemas selecionados para esse trabalho serão usados para realizar uma análise comparativa com outras abordagens encontradas na literatura e também testar o desempenho de cada operador evolutivo que os algoritmos irão abordar. A maioria dos problemas selecionados não possuem um *link* temporal com as soluções anteriores. São apresentados com e sem restrições na função objetivo ou no limite do domínio das variáveis, tendo em sua maioria dinâmismos previsíveis, periódicos e constantes.

3.2.1 *Moving Peaks*

O *benchmark* de movimentação de picos (*moving peaks*) foi desenvolvido por Jürgen Branke (BRANKE, 1999) e tem como principal ideia gerar um problema que possa ser amplamente utilizado em algoritmos bioinspirados, pois a maioria dos problemas dinâmicos, até o dado momento, sofriam uma alteração que gerava um novo ambiente totalmente diferente do anterior, tornando assim um recomeço da otimização uma solução melhor.

A ideia é gerar um *benchmark* que, ao sofrer uma mudança no ambiente, ficasse levemente alterado, o suficiente para que as soluções anteriores ajudassem a encontrar as novas geradas. Para isso foi criado o *moving peaks* com a ideia de ter uma paisagem multidimensional

artificial que consiste em vários picos, em que a altura, a largura e a posição de cada pico é ligeiramente alterada cada vez que uma mudança no ambiente ocorre.

A função objetivo é dada pela Equação 3.1, na qual tem-se H como altura, W como peso, n como o número de picos e m como o número de dimensões. Todos esses parâmetros são definidos previamente ao testes.

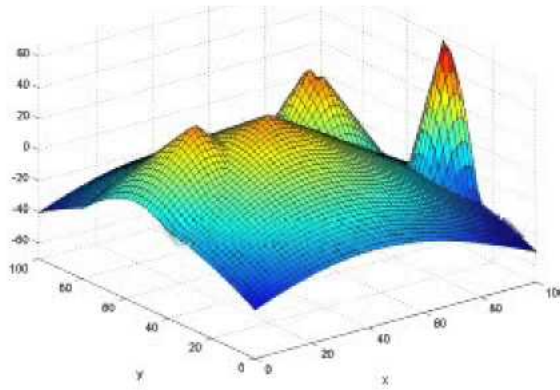
$$F(\vec{x}, t) = \max_{i=1 \rightarrow n} \frac{H_i(t)}{1 + W_i(t) \sum_{j=1}^m (x_j - X_j(t))^2} \quad (3.1)$$

A cada Δe (valor que representa o intervalo/frequência das mudanças do ambiente), a altura e o peso são alterados adicionando uma variável Guassiana aleatória. O local de cada um dos picos é movido por um vetor \vec{v} a uma distância s fixa para uma direção aleatória. Essas alterações podem ser descritas pela Equação 3.2.

$$\begin{aligned} \sigma &\in N(0, 1) \\ H_i(t) &= H_i(t - 1) + 7 \cdot \sigma \\ W_i(t) &= W_i(t - 1) + 0,01 \cdot \sigma \\ \vec{X}_i(t) &= \vec{X}_i(t - 1) + \vec{v} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Um exemplo de como as máximas se movem ao longo do tempo em um espaço bidimensional pode ser visto na Figura 3.1

Figura 3.1: Gráfico de duas dimensões do movimento dos picos, após 300 alterações no ambiente, $s = 0,9$



Fonte: Branke (1999).

3.2.2 *Ocillating Peaks*

O *benchmark* de oscilação de picos (*ocillating peaks*) é baseado no de movimentação de picos, porem foi desenvolvido para algoritmos evolutivos com utilização de memória.

É uma combinação linear entre duas funções em que o peso delas se alteram ao longo do tempo, portanto, a função G , começa em g_1 , passa para g_2 , depois volta para g_1 e assim sucessivamente. Em outras palavras, o máximo absoluto de G oscila entre dois pontos g_1 e g_2 . As funções que representam as alteração da função G estão representadas na Equação 3.3, em que, $\lambda(t)$ representa a oscilação da função, n é a soma das picos das duas funções que compõem a combinação linear e m é o número de dimensões.

$$\begin{aligned}
 \delta &\in N(0, 1) \\
 \lambda(t) &= \frac{\cos \frac{2\pi t}{100\delta} + 1}{2} \\
 g_1(\vec{x}) &= \sum_{i=1}^{n/2} \frac{H_i}{1 + W_i \sum_{j=1}^m (x_j - X_j(t))^2} \\
 g_2(\vec{x}) &= \sum_{i=n/2+1}^n \frac{H_i}{1 + W_i \sum_{j=1}^m (x_j - X_j(t))^2} \\
 G(t, \vec{x}) &= \lambda(t)g_1(\vec{x}) + (1 - \lambda(t))g_2(\vec{x})
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

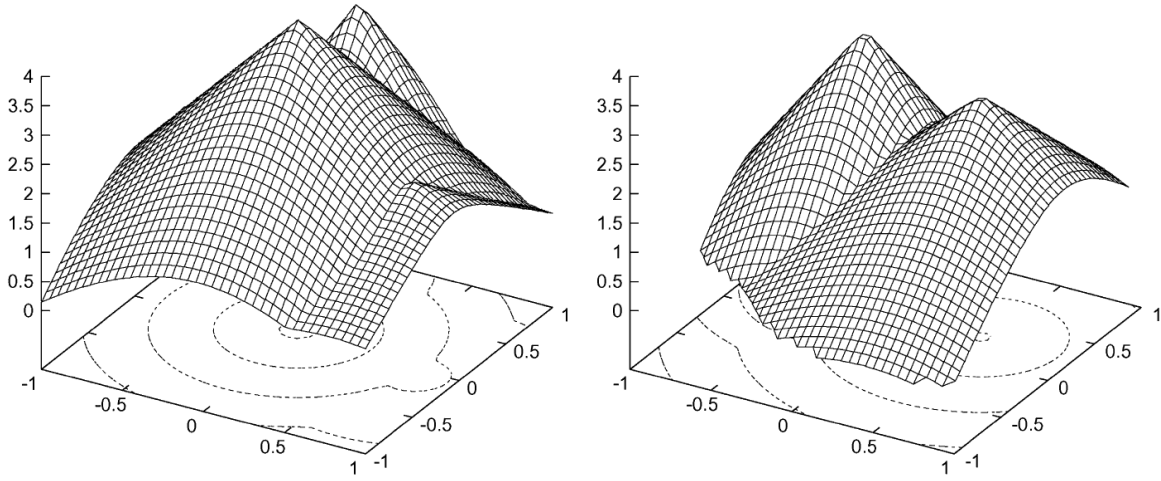
3.2.3 *Shaky Ladder Hyperplane-defined Functions*

Shaky Ladder Hyperplane-defined Functions (RAND; RIOLO, 2005b)

3.2.4 Gerador de Problemas testes para Ambientes não Estacionários

O Gerador de Problemas testes para Ambientes não Estacionários (DF1) foi utilizado para gerar ambientes, tais como o mostrado na Figura 3.2 proposto por Morrison e Jong (MORRISON; DE JONG, 1999). Este gerador é capaz de criar um número especificado de pontos ótimos em duas dimensões utilizando a Equação 3.4

Figura 3.2: Gráfico que representa os ambientes gerados pelo Gerador de Problemas testes para Ambientes não Estacionários



Fonte: Morrison e De Jong (1999).

$$f(X, Y) = \max_{i=1, N} \left[H_i - R_i \cdot \sqrt{(X - X_i)^2 + (Y - Y_i)^2} \right]$$

$$H_i \in [H_{base}, H_{base} + H_{range}]$$

$$R_i \in [R_{base}, R_{base} + R_{range}]$$
(3.4)

Em que N representa o número de pontos ótimos a serem gerados, (X, Y) representa sua posição, H_i representa sua altura e R_i representa sua inclinação. o limite da altura e inclinação são apresentados na Equação 3.4. Nesse sistema variam suas posições, formas e alturas. A altura varia entre um valor máximo e mínimo, criando assim um perfil de dente de serra, enquanto a altura é representada graficamente. O *fitness* de cada ponto da superfície é atribuído a altura máxima de todos os pontos ótimos.

Embora o número de pontos ótimos presente não pode ser alterado uma vez que o ambiente tenha sido inicializado, a combinação de mudança alturas e posições faz com uma solução ótima fique temporariamente obscura em relação ao vizinhos, assim dá a impressão que alguns pontos desaparecem e ressurgem. O dinamismo do ambiente pode ser especificado por um parâmetro A que varia de $[0, 4]$. A direção de cada etapa é escolhido aleatoriamente para coordenadas espaciais, com passos que podem colocar um pico fora dos limites das variáveis. A direção da mudança na variáveis de altura e inclinação são escolhidas aleatoriamente inicialmente e continuam nessa direção até exceder o intervalo.

4 Trabalhos Relacionados

A Computação Natural possui vários operadores diferentes em algoritmos diferentes para serem aplicados em diversos tipos de problemas. Nesta Seção são apresentados os trabalhos do estado da arte encontrados na literatura que utilizam esses algoritmos bioinspirados em problemas dinâmicos de domínio contínuo.

Os trabalhos apresentados nesta seção são utilizados para analisar a aplicação destes algoritmos em diferentes ambientes e com diferentes condições, conseguindo assim extrair informações de influência de cada operador evolutivo utilizado na otimização dos problemas e/ou re-otimização.

4.1 Comportamento do AG em ambientes dinâmicos

No trabalho de (RAND; RIOLO, 2005a) é feita uma análise do comportamento do AG em ambientes dinâmicos e mostra que na maioria dos trabalhos que analisam o AG, somente a performance do algoritmo é analisada, ou seja, o quão perto do melhor resultado chegou. Então são analisados quatro fatores principais para determinar a eficiência do AG em ambientes dinâmicos neste trabalho, sendo eles:

1. Performance: Para entender a performance do algoritmo existe duas vertentes, sendo uma a avaliação do melhor indivíduo da população para cada iteração do AG, e a outra é avaliar a média da população em para cada uma das iterações. Para a aplicar AG no SL-HDF é usado a melhor solução antes da primeira alteração como média inicial.
2. Satisfabilidade: É a medida da habilidade do sistema de manter um certo nível de *fitness* no decorrer da otimização e não deixar esse nível cair abaixo de um determinado limite. Esta medida não necessariamente representa o quão rápido (menos interações necessárias) o sistema chega em uma nova ótima solução, e sim se ele consegue manter um nível de *fitness* da população.
3. Robustez: É a medida de como o sistema reage a uma alteração, de forma que ao sofrer uma alteração o *fitness* não pode ter uma queda muito brusca. A medida de robustez usada

neste trabalho foi a média do *fitness* no estado atual do ambiente sobre a média do *fitness* no estado anterior do sistema, para uma alteração perceptível.

4. Diversidade: É a medida que representa a variação do genoma da população, de forma que uma população que possui uma alta diversidade tem maiores chances de encontrar novas soluções e assim se adaptar melhor a uma mudança do ambiente. Existem várias técnicas estudadas para manter a diversidade da população durante o processo evolutivo, e para medir a diferença genotípica é usado a distância de *Hamming*.

Na aplicação do AG no SL-HDF pode-se notar que a performance do algoritmo no ambiente dinâmico é superior sua aplicação em ambientes estáticos quando há um grande número de iterações. Inicialmente o ambiente dinâmico perde para o estático mas a partir da metade do processo evolutivo o dinâmico gera um *fitness* maior no melhor indivíduo e na média da população.

A análise da satisfabilidade mostra que em relação a aplicação em um ambiente estático o ambiente dinâmico tem quase o mesmo nível médio de *fitness* porém o ambiente dinâmico está sendo recompensado por blocos de construção intermediária diferentes e, portanto, tem uma pressão seletiva superior para encontrá-los.

Na análise de robustez pode-se notar que a cada 100 iteração (quando ocorre uma mudança no ambiente) existe uma queda na média do *fitness*, porém o sistema se recupera rapidamente, e a cada nova mudança a queda do *fitness* diminui.

A diversidade do sistema teve um comportamento inesperado, pois inicialmente achava-se que o sistema iria perder a diversidade até uma mudança ocorrer e depois a diversidade iria aumentar, porém aconteceu exatamente o contrário, tendo que após uma mudança a diversidade diminui e vai aumentando até identificar uma nova mudança.

4.2 Evolução Diferencial Local à Base de Aglomeração e com Memória Baseada em Espécies

No trabalho de (KUNDU, 2013), é feita uma análise comparativa das versões do DE existentes, especificando suas necessidades ao serem aplicados em ambiente dinâmicos e ao final é apresentado a proposta de aplicação. As versões que são analisadas são as seguintes:

- Evolução Diferencial Baseada em Aglomeração (*Crowding-based DE* - CDE) (THOMSEN, 2004): Basicamente, o CDE estende DE com o esquema *Crowding*. Assim, a única modificação ao DE convencional é sobre o indivíduo (pai) ser substituído. Normalmente o pai produzir a descendência é substituído, ao passo que no CDE a descendência substitui o indivíduo mais similar entre um subconjunto da população.
- Evolução Diferencial Baseada em Espécies (*Species-based DE* - SDE) (LI, 2005): Seguindo os passos para determinar sementes de espécies (centros de populações menores dentro da população original), o SDE é capaz de identificar múltiplas espécies entre toda a população a cada iteração. Cada espécie identificada é otimizada por uma instância do DE.
- Evolução Diferencial Baseada em Compartilhamento (*Sharing-based DE* - ShDE) (THOMSEN, 2004): O SDE modifica o DE convencional da maneira seguinte. Em primeiro lugar, em vez dos pais serem substituídos por todas as crias, elas são adicionados à população. Em segundo lugar, a adequação de todos os indivíduos é redimensionada usando a função de *Sharing*. Em terceiro lugar, a população é ordenada no que diz respeito ao novo *fitness*. Finalmente, a pior metade da população (igual ao tamanho da população inicial) é removido.

Após a análise dos algoritmos é demonstrado a proposta do autor, em que pode-se ver os pontos que foram adaptados dos trabalhos citados anteriormente e quais aspectos desses algoritmos foram alterados. No novo modelo, chamado de Evolução Diferencial Local à Base de Aglomeração e com Memória Baseada em Espécies (*Crowding-based local Differential Evolution with Speciation-based Memory* - CIDES), possui 3 características que se diferenciam do DE convencional, sendo elas:

1. Mutação por Vizinhança: durante a mutação feita pelo CIDES são escolhidos somente os indivíduos que estão próximos a vizinhança, de forma que, em relação a população total, somente uma pequena parte pode ser escolhida.
2. Função de Teste: É estipulada uma função de teste para detectar mudanças no ambiente que não faz parte do processo evolutivo, porém a cada geração essa função é testada e se for identificado alguma alteração no resultado do *fitness* fica comprovado a mudança no ambiente. Ao ser identificado essa mudança o algoritmo toma as ações necessárias para manter um determinado nível de *fitness*.

3. Arquivo de Memória Baseada em Especiação: ao detectar uma mudança no ambiente, o sistema procura os núcleos de espécies, chamados de sementes de espécies, e a partir dele são selecionados indivíduos que serão mantidos na nova população. A nova população feita utilizando metade dos indivíduos selecionados pelas sementes de espécies e a outra metade é gerada aleatoriamente.

O CIDES foi aplicado no MP *benchmark* e foi comparado com outras versões do PSO, que são: *Dynamic Species-Based Particle Swarm Optimizer* (DSPSO) e *Clustering Particle Swarm Optimizer* (CPSO), em que mostra-se superior a ambas as versões em quase todos os casos. A principal dificuldade encontrada pelo algoritmo acontece quando o número de dimensões aumenta, tornando cada vez mais difícil do algoritmo sempre encontrar todos os picos do problema.

4.3 Algoritmo de Vaga-Lumes baseado em multi-enxames

O trabalho de (FARAHANI; NASIRI; MEYBODI, 2011) propões uma junção da ideia do FA com a ideia de multi-enxames (*MultiSwarm* - MS). A ideia principal da técnica MS é dividir a população em um número de sub enxames, com o objetivo de posicionar cada um desses sub enxames sobre diferentes áreas, visando encontrar diferentes picos no espaço de busca. No entanto, simplesmente separar o enxame em um número de enxames independentes não são susceptíveis de serem eficazes, uma vez que não tenha interação entre os sub enxames. existem algumas abordagens chamadas de Exclusão e Anti-convergência para resolver este problema.

1. Exclusão: A exclusão é uma interação local entre enxames próximos de colidir. Se um enxame é dividido em um certo número de sub enxames, pode acontecer que partículas de diferentes enxames girem em torno de um único pico. Isso é indesejável uma vez que a motivação por trás de uma abordagem MS é postular diferentes enxames em diferentes picos. A fim de evitar isso é feito uma competição entre os enxames, quem possuir o melhor *fitness* continua na otimização, o outro sub enxame é extinto e é gerado novamente.
2. Anti-convergência: Anti- convergência é uma partilha de informações interações entre todos os sub enxames como uma interação global no algoritmo MS, com o objetivo de permitir que novos picos sejam detectados.

O algoritmo proposto usa a MS para localizar todos o picos do MP *benchmark*, em que cada sub enxame é um FA. Para a manutenção da diversidade no sistema MS utiliza-se partículas carregadas e partículas quânticas. Devido à lenta velocidade de convergência do FA e as armadilhas em vários locais ótimos do espaço de busca, neste trabalho, um novo comportamento é introduzido que melhora o desempenho do FA. No algoritmo proposto todas as partículas quânticas de cada enxame irão se mover em direção do melhor vaga-lume global (G_{best}) se não houver nenhum vaga-lume melhor entre seus vizinhos. Este comportamento melhora a velocidade de convergência. Também para cobrir eventuais desvios no movimento de vaga-lume, é usado um ângulo que torna o movimento dos vaga-lumes previsíveis e dá uma direção para cada vaga-lume.

Os resultados obtidos da aplicação do Algoritmo de Vaga-Lumes Baseado em Multi-Enxames (*Multiswarm Based Firefly Algorithm* - MSFA) no MP *benchmark* mostram que o MSFA mostra-se superior ao FA e a outras versões do PSO. A principal característica constatada é quando o número de picos é diferente do número de sub enxames, de forma que se o número de sub enxames for menor o desempenho do algoritmo cai drasticamente.

4.4 Comportamento do PSO em ambientes dinâmicos

O PSO é um dos algoritmos de IS mais estudados na área de otimização de problemas dinâmicos, de forma que são geradas várias versões dele com vários operadores interessantes e suas versões são os algoritmos mais usados para comparação de performance de novos algoritmos desenvolvidos (CARLISLE, 2002). Uma das versões do PSO é o *Dynamic Species-Based Particle Swarm Optimizer* DSPSO.

4.4.1 *Dynamic Species-Based Particle Swarm Optimizer*

O DSPSO (PARROTT; LI, 2006) é baseado na sua versão não dinâmica, o SPSO que é baseado no sistema de espécies. Um sistema baseado em espécies possui vários nichos de espécies e em cada um deles existe um centro geográfico chamado de semente da espécie (*textitspecie seed*). Esse nichos de espécies são utilizados para que o sistema possa encontrar vários pontos ótimos durante o processo de otimização, fazendo com o que sistema não fique estagnado em um pico sub ótimo.

Para encontrar os pontos ótimos após uma mudança no ambiente, para cada partícula da população é reavaliado o *fitness* em função do melhor *fitness* da população. Então cada partícula usa sua informação de aptidão para realizar o movimento, tendo sempre uma noção prévia do ambiente ao seu redor. Para incentivar o enxame a realizar uma busca no ambiente e evitar uma convergência prematura do sistema, foi introduzido o parâmetro de limite de partículas por espécies (P_{max}), de forma que se uma partícula fosse entrar para um espécie mas o limite integrantes daquela espécie for exceder, a partícula com o menor valor de *fitness* é reiniciada. Uma desvantagem desse sistema é que gera uma lentidão no processo de convergência se o P_{max} for muito baixo.

Nos resultados pode-se observar que nem sempre o DSPSO obteve resultados mais precisos, porém sempre foi capaz de encontrar mais ou o mesmo número de picos que os outros algoritmos. Isso se deve a vasta busca global que o algoritmo apresenta, isso ocorre a custa do nível de acurácia do sistema.

4.4.2 *Clustering Particle Swarm Optimizer*

Outra versão do PSO é o *Clustering Particle Swarm Optimizer* CPSO (YANG; LI, 2010), em que também utiliza o modelo de multi-enxames explicado na Seção 4.3.

CPSO começa a partir de um enxame inicial, chamado de enxame berço. Em seguida, sub enxames são criados por um método de clusterização hierárquico. Quando sub enxames são criados, uma busca local é aplicada sobre eles, a fim de explorar potenciais picos próximos deles. após isso é feito uma checagem de sub enxames sobrepostos, convergência prematura, e superlotação antes dos próximos ciclos de iteração. Se uma mudança ambiental é detectada, um novo enxame berço será aleatoriamente re-gerado com a reserva das posições localizadas por todos sobreviveram dos sub enxames no ambiente anterior.

A divisão do enxame berço para os sub enxames é feito por um processo de clusterização hierárquico de ligação única. O processo de busca local utilizado é que utiliza a partícula de melhor *fitness* global para direcionar o enxame berço, a fim de obter uma convergência mais rápida. Esse modelo de busca local é o utilizado na versão normal do PSO.

O resultados do algoritmo aplicados no MP *benchmark* mostram que ele teve um performance superior as outras versões do PSO analisadas, de forma que quase sempre foi possível encontrar todos os picos e o resultado.

4.4.3 Volitive Particle Swarm Optimizer

Uma aplicação do PSO gerou uma versão híbrida dele com o FSS, utilizando os operadores de alimentação e de movimentação coletiva volátil. No *Volitive Particle Swarm Optimizer* (VPSO) (CAVALCANTI-JÚNIOR, 2011), cada partícula torna-se uma partícula ponderada, em que o peso é usado para calcular o movimento colectivo volátil, resultando na expansão ou contração do enxame. Nessa proposta o $step_{vol}$ não diminui linearmente, ele decresce a partir da Equação 4.1. A percentagem de decaimento do parâmetro volátil ($decay_{vol}$) deve estar no intervalo $[0,100]$.

$$step_{vol}(t + 1) = step_{vol}(t) \frac{100 - decay_{vol}}{100} \quad (4.1)$$

O $step_{vol}$ é reinicializado para o $step_{volMax}$ quando uma mudança no ambiente é detectado. É utilizado uma partícula sentinela para detectar estas mudanças. A aptidão da partícula sentinela é avaliado no final de cada iteração e no início da iteração seguinte.

4.5 Algoritmo Dinâmico de Otimização por Colônia de Bactérias

O processo de reprodução de BFA com o objetivo de acelerar a convergência é adequado em problemas estáticos, porém isso gera uma falta de adaptação em ambientes dinâmicos. Assim, a fim de se comprometer entre a convergência rápida e a alta diversidade, é propomos um algoritmo dinâmico de Otimização por Colônia de Bactérias (*Dynamic Bacterial Foraging Algorithm* - DBFA) (PASSINO, 2002) em que não é utilizado a eliminação-dispersão, um processo de seleção é introduzido através de um esquema mais flexível para permitir uma melhor capacidade de adaptação em um ambiente em mudança. A ideia básica da DBFA é manter uma diversidade adequada para pesquisa global, enquanto a capacidade de busca local não é degradada, e também considerar as alterações no ambiente. O processo de seleção é descrito na Equação 4.2

$$\begin{aligned}
J_i &= \sum_{j=1}^n J_i(j, r) \\
rank_i &= sort(J_i) \\
W_i &= m \frac{(rank_i)^k}{\sum_{i=1}^P (rank_i)^k} + (1 - m) \frac{J_i}{\sum_{i=1}^P J_i}
\end{aligned} \tag{4.2}$$

em que n é o número de etapas quimiotácticos (cada passo pode conter uma corrida ou um tombo) durante o tempo de vida de uma bactéria, j é o seu índice e P é o tamanho da população, o símbolo m representa o peso de diversidade, e k é o expoente de classificação $rank_i$. Assim, essas áreas mais ricas em nutrientes experientes são mais propensas a ser selecionadas como um pai para a próxima geração. No entanto, esse domínio não ajudaria a diversidade manutenção.

Em seguida tem-se a combinação da solução e da classificação, que são escolhida para evitar uma rápida convergência e devem ser evitada para manter uma capacidade de adaptação do DBFA. Assim, toda a população é classificada de acordo com J_i usando um tipo de operador, em seguida, $rank_i$ é alocado como classificação da bactéria i . É utilizado o parâmetro m que afeta a diversidade para o processo de seleção através da combinação da classificação da bactéria $(rank_i)$ k com o cálculo de *fitness* J_i . A probabilidade de sobrevivência da bactéria é determinada pela somatória da variável W_i . Ao final a aplicado a seleção por roleta utilizada nos AGs.

O BFA e o DBFA foram aplicados no MP *benchmark* e foi avaliado seus desempenho e sua diversidade durante a otimização. Foi constatado que a diversidade de DBFA muda depois de cada processo quimiotáctico em vez da dispersão adotada pelo BFA, que ocorre depois de várias gerações. O DBFA utiliza não só a busca local, mas também aplica o esquema de seleção flexível para manter uma diversidade apropriada durante todo o processo evolutivo. O DBFA supera o BFA em quase todos os ambientes dinâmicos. Além disso, a detecção de mudanças ambientais não é necessário no DBFA. O DBFA tem a mesma complexidade computacional com a do BFA, mas oferece o melhor desempenho.

5 Proposta

Proposta

6 Considerações

De um modo geral, a maioria das pesquisas em algoritmos evolutivos concentra-se em problemas de otimização estáticos. No entanto, muitos problemas do mundo real são problemas de otimização dinâmica, em que as mudanças ocorrem ao longo do tempo. Isso requer algoritmos de otimização, não só para encontrar a solução ideal global sob um ambiente específico, mas também para monitorar continuamente a mudança em diferentes ambientes dinâmicos. Assim, são necessários métodos de otimização que são capazes de se adaptar continuamente para um ambiente em mudança.

Os algoritmos de inspiração biológica, em principal, os algoritmos de inteligência de enxame são amplamente estudados para melhorar sua performance em ambientes dinâmicos e com isso vários operadores evolutivos são gerados e aplicados em diferentes problemas dinâmicos com diferentes propriedades. Cada um desses operadores possuem pontos fortes e fracos nas suas aplicações, então o estudo comparativo para identificar esse pontos se faz necessário, de modo que a aplicação em conjunto desses operadores pode se benéfico para ambos, neutralizando esses pontos negativos.

O trabalho até aqui contribui exatamente nesse estudo comparativo das técnicas de otimização em ambientes dinâmicos. Nos estudos feitos até agora pode-se notar uma grande quantidade de operadores evolutivos e suas influências, de modo que a aplicação desses operadores no FSS pode ser esquematizada para que, na próxima etapa do trabalho, seja concluída. Os métodos de manutenção da diversidade populacional contribuem em geral na otimização dos ambientes dinâmicos com domínio contínuo pelo fato de que uma alta diversidade contribui na manutenção do nível de *fitness*.

Dado o desenvolvimento do Trabalho de Conclusão de Curso até o momento, é apresentado neste trabalho as próximas etapas a serem desenvolvidas pelo cronograma até o final do trabalho:

Cronograma

1. Analisar a influencia dos operadores encontrados e avaliar quais devem ser aplicados no algoritmo;

2. Desenvolver a versão definitiva do algoritmo utilizando todos os operadores evolutivos alternadamente;
3. Experimentos computacionais com o algoritmo e os problemas selecionados;
4. Coleta e análise dos resultados dos experimentos;
5. Finalização da escrita do trabalho de conclusão de curso

Figura 6.1: Cronograma para o TCC - 2

Etapas	2016																							
	Julho				Agosto				Setembro				Outubro				Novembro				Dezembro			
1	■	■	■	■																				
2					■	■	■	■	■	■	■													
3									■	■	■	■	■	■										
4													■	■	■	■	■	■						
5	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■		

Fonte: Produção do próprio autor.

Bibliografia

- ANDRÉ, L.; STUBS PARPINELLI, R. The multiple knapsack problem approached by a binary differential evolution algorithm with adaptive parameters. *Polibits*, Instituto Politécnico Nacional, Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Cómputo, n. 51, p. 47–54, 2015.
- BELLMAN, R. E.; DREYFUS, S. E. *Applied dynamic programming*. : Princeton university press, 2015. 200–206 p.
- BOOKER, L. B.; GOLDBERG, D. E.; HOLLAND, J. H. Classifier systems and genetic algorithms. *Artificial intelligence*, Elsevier, v. 40, n. 1, p. 235–282, 1989.
- BOUSSAÏD, I.; LEPAGNOT, J.; SIARRY, P. A survey on optimization metaheuristics. *Information Sciences*, Elsevier, v. 237, p. 82–117, 2013.
- BRANKE, J. Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problems. In: CITESEER. *In Congress on Evolutionary Computation CEC99*. 1999.
- BRANKE, J. *Evolutionary optimization in dynamic environments*. : Springer Science & Business Media, 2012.
- C JA FILHO, B. et al. On the influence of the swimming operators in the fish school search algorithm. In: IEEE. *Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on*. 2009. p. 5012–5017.
- CARLISLE, A. J. *Applying the particle swarm optimizer to non-stationary environments*. : Auburn University, 2002.
- CARMELO FILHO, J. et al. A novel search algorithm based on fish school behavior. In: IEEE. *Systems, Man and Cybernetics, 2008. SMC 2008. IEEE International Conference on*. 2008. p. 2646–2651.
- CASTRO, L. N. de. Fundamentals of natural computing: an overview. *Physics of Life Reviews*, Elsevier, v. 4, n. 1, p. 1–36, 2007.

- CAVALCANTI-JÚNIOR, G. M. et al. A hybrid algorithm based on fish school search and particle swarm optimization for dynamic problems. In: *Advances in Swarm Intelligence*. : Springer, 2011. p. 543–552.
- CORRIVEAU, G. et al. Review and study of genotypic diversity measures for real-coded representations. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 16, n. 5, p. 695–710, 2012.
- CORRIVEAU, G. et al. Review of phenotypic diversity formulations for diagnostic tool. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 13, n. 1, p. 9–26, 2013.
- ČREPINŠEK, M.; LIU, S.-H.; MERNIK, M. Exploration and exploitation in evolutionary algorithms: a survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, ACM, v. 45, n. 3, p. 35, 2013.
- CRUZ, C.; GONZÁLEZ, J. R.; PELTA, D. A. Optimization in dynamic environments: a survey on problems, methods and measures. *Soft Computing*, Springer, v. 15, n. 7, p. 1427–1448, 2011.
- DE JONG, K. A. Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. 1975.
- EBERHART, R. C.; KENNEDY, J. et al. A new optimizer using particle swarm theory. In: NEW YORK, NY. *Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science*. 1995. v. 1, p. 39–43.
- FARAHANI, S. M.; NASIRI, B.; MEYBODI, M. R. A multiswarm based firefly algorithm in dynamic environments. In: CITESEER. *Third Int. Conf. on Signal Processing Systems (ICSPS2011)*. 2011. v. 3, p. 68–72.
- GARNIER, S.; GAUTRAIS, J.; THERAULAZ, G. The biological principles of swarm intelligence. *Swarm Intelligence*, Springer, v. 1, n. 1, p. 3–31, 2007.
- GOLDBERG, D. E.; RICHARDSON, J. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In: HILLSDALE, NJ: LAWRENCE ERLBAUM. *Genetic algorithms and their applications: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*. 1987. p. 41–49.
- HOLLAND, J. H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. : U Michigan Press, 1975.

- KUNDU, S. et al. Crowding-based local differential evolution with speciation-based memory archive for dynamic multimodal optimization. In: ACM. *Proceedings of the 15th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. 2013. p. 33–40.
- LI, C.; YANG, M.; KANG, L. A new approach to solving dynamic traveling salesman problems. In: *Simulated Evolution and Learning*. : Springer, 2006. p. 236–243.
- LI, X. Efficient differential evolution using speciation for multimodal function optimization. In: ACM. *Proceedings of the 7th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. 2005. p. 873–880.
- MADEIRO, S. S. et al. Density as the segregation mechanism in fish school search for multimodal optimization problems. In: *Advances in Swarm Intelligence*. : Springer, 2011. p. 563–572.
- MAHFOUD, S. W. Niching methods for genetic algorithms. *Urbana*, CiteSeer, v. 51, n. 95001, p. 62–94, 1995.
- MENGSHOEL, O. J.; GOLDBERG, D. E. Probabilistic crowding: Deterministic crowding with probabilistic replacement. In: *Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-99)*. 1999. p. 409.
- MORRISON, R. W. Performance measurement in dynamic environments. In: CITESEER. *GECCO workshop on evolutionary algorithms for dynamic optimization problems*. 2003. p. 5–8.
- MORRISON, R. W.; DE JONG, K. A. A test problem generator for non-stationary environments. In: IEEE. *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on*. 1999. v. 3.
- MOSER, C. I. Review all currently known publications on approaches which solve the moving peaks problem. CiteSeer, 2007.
- NGUYEN, T. T.; YANG, S.; BRANKE, J. Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation*, Elsevier, v. 6, p. 1–24, 2012.
- OLIVEIRA, M. C. S. de; SILVA, T. L.; ALOISE, D. J. Otimização por nuvem de partículas: diferença entre aplicações a problemas contínuos e discretos. *XXXVI SBPO. São João Del-Rei-MG*, 2004.

- PARPINELLI, R. S.; LOPES, H. S. New inspirations in swarm intelligence: a survey. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, Inderscience Publishers Ltd, v. 3, n. 1, p. 1–16, 2011.
- PARROTT, D.; LI, X. Locating and tracking multiple dynamic optima by a particle swarm model using speciation. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 10, n. 4, p. 440–458, 2006.
- PASSINO, K. M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. *Control Systems, IEEE*, IEEE, v. 22, n. 3, p. 52–67, 2002.
- PÉTROWSKI, A. A clearing procedure as a niching method for genetic algorithms. In: IEEE. *Evolutionary Computation, 1996., Proceedings of IEEE International Conference on*. 1996. p. 798–803.
- PRICE, K.; STORN, R. M.; LAMPINEN, J. A. *Differential evolution: a practical approach to global optimization*. : Springer Science & Business Media, 2006.
- RAND, W.; RIOLO, R. Measurements for understanding the behavior of the genetic algorithm in dynamic environments: A case study using the shaky ladder hyperplane-defined functions. In: ACM. *Proceedings of the 7th annual workshop on Genetic and evolutionary computation*. 2005. p. 32–38.
- RAND, W.; RIOLO, R. Shaky ladders, hyperplane-defined functions and genetic algorithms: Systematic controlled observation in dynamic environments. In: *Applications of Evolutionary Computing*. : Springer, 2005. p. 600–609.
- ROZENBERG, G.; BCK, T.; KOK, J. N. *Handbook of natural computing*. : Springer Publishing Company, Incorporated, 2011.
- THOMSEN, R. Multimodal optimization using crowding-based differential evolution. In: IEEE. *Evolutionary Computation, 2004. CEC2004. Congress on*. 2004. v. 2, p. 1382–1389.
- YANG, S.; LI, C. A clustering particle swarm optimizer for locating and tracking multiple optima in dynamic environments. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 14, n. 6, p. 959–974, 2010.
- YANG, X.-S. Firefly algorithm. *Nature-inspired metaheuristic algorithms*, v. 20, p. 79–90, 2008.

YANG, X.-S.; HOSSEIN GANDOMI, A. Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization. *Engineering Computations*, Emerald Group Publishing Limited, v. 29, n. 5, p. 464–483, 2012.